

## CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE AMÊNDOS DO CACAU (*THEOBROMA CACAO L.*) UTILIZANDO VISÃO COMPUTACIONAL

Kaianne Ranyere Ferreira dos Santos<sup>1</sup>, Biano Alves de Melo Neto<sup>2</sup>, Gabriel  
Jesus Alves de Melo<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Graduanda do Curso Bacharel em Engenharia de Alimentos e IF Baiano - Campus Uruçuca.  
kaianneferreira23@gmail.com

<sup>2</sup>Orientador Professor do Curso Bacharelado em Engenharia de Alimentos do IF Baiano – Campus Uruçuca.  
biano.neto@ifbaiano.edu.br

<sup>3</sup>Coorientador Professor do IFBA - Campus Ilhéus, Laboratório de Matemática e Tecnologia  
gabrielmelo@ifba.edu.br

### Resumo:

Para agregar valor ao cacau e acessar mercados como orgânico, fino e/ou especial, é importante que os produtores realizem classificação de qualidade das amêndoas (teste de corte), que é regulamentada por lei no Brasil e é realizado por classificadores oficiais. Uma vez que a técnica de teste de corte é realizada por “olhos humanos” e utiliza “variáveis linguísticas” para descrever o resultado, essa avaliação está sujeita a imprecisões e discordâncias, além do elevado tempo e custo para emissão dos laudos. Desta forma, o desenvolvimento e aplicação de sistemas inteligentes (visão computacional), é uma alternativa tecnológica ao método manual de classificação de amêndoas de cacau, que proporciona uma maior facilidade, rapidez e precisão nos resultados de classificação. A classificação automática de amêndoas de cacau demanda aprimoramentos dos métodos existentes e/ou desenvolvimento de novas técnicas para sua devida implementação e posterior popularização. Assim, objetivou-se com este projeto de Iniciação Científica e Trabalho de Conclusão de Curso do Bacharelado em Engenharia de Alimentos, desenvolver um método para a classificação de amêndoas do cacau (*Theobroma cacao L.*), em tábua de corte, utilizando técnicas de visão computacional. Com a execução desse projeto, está sendo possível gerar um protótipo para obtenção de imagens de amêndoas de cacau utilizando *smartphone* e um software capaz de realizar, com maior precisão e rapidez, o teste de corte, colaborando para futuros programas de melhoria da qualidade do cacau e chocolate.

**Palavras-Chaves:** Teste de corte, Cacau, Classificação de amêndoa, Protótipo.

### Abstract:

To add value to cocoa and access markets such as organic, fine and/or special, it is important that producers perform quality grading of beans (cut test), which is regulated by law in Brazil and is performed by official classifiers. Since the cut test technique is performed by "human eyes" and uses "linguistic variables" to describe the result, this evaluation is subject to inaccuracies and disagreements, besides the high time and cost to issue the reports. In this way, the development and application of intelligent systems (computer vision), is a technological alternative to the manual method of cocoa bean classification, which provides greater ease, speed and accuracy in classification results. The automatic classification of cocoa beans demands improvements in the existing methods and/or the development of new techniques for their proper implementation and subsequent popularization. Thus, this project of Scientific Initiation and End of Course Work of the Bachelor in Food Engineering aimed to develop a method for the classification of cocoa beans (*Theobroma cacao L.*), in cutting board, using computer vision techniques. With the execution of this

project, it is being possible to generate a prototype to obtain images of cocoa beans using a smartphone and a software capable of performing, with greater accuracy and speed, the cutting test, contributing to future programs to improve the quality of cocoa and chocolate.

**Keywords:** Cut Test, Cocoa, Almond Classification, Prototype.

## INTRODUÇÃO

O cacau, fruto de uma planta nativa originária do continente Sul Americano, é mundialmente conhecido e o interesse no seu cultivo está no aproveitamento das sementes para produção de derivados de cacau (SUFRAMA, 2003), produto que serve de base para indústria de cosméticos, chocolates e doce (MENDONÇA, *et. al.*, 2016; ALVES, 2002; GONZALES, *et al*, 2013). A busca por inovações e tecnologias, com o intuito de promover a melhoria dos frutos que proporcionem um produto de melhor qualidade, é crescente e de suma importância, já que em nenhum outro processamento, após a fermentação, se é capaz de corrigir falhas (CRUZ, 2012, p.61 apud MINIFIE, 1989).

As universidades e instituições buscam por novas tecnologias que ajudem no beneficiamento do cacau, exemplo disso foi a implantação do Centro de Inovação do Cacau - CIC (UESC, 2017), assim como, várias patentes e artigos publicados da área de alimentos. O The International Cocoa Organization fomenta que as amêndoas devem atender a critérios de qualidade, como estar completamente fermentadas e secas, livres de fumaça e odores anormais ou estranhos, livre de qualquer evidência de adulteração, possuir dimensões uniformes; livre de grãos quebrados, fragmentados e com pedaços de casca e isento de matéria estranha (ICCO, 2019).

Para que o Brasil se estabeleça no mercado internacional como produtor de cacau fino, é importante que, mais produtores realizem avaliação de características de qualidade (físicas, químicas e/ou sensoriais) no cacau. Para tanto, é necessário a popularização do “teste de corte” para a classificação das amêndoas, conforme preconizado pelo Ministério de Agricultura, Pecuária e Abastecimento – MAPA (BRASIL, 2008).

De acordo com Brasil (2008), as amêndoas passam por um corte longitudinal e em seguida, para identificar os defeitos, é calculado o percentual de cada, determinando assim a qualidade da amêndoa. Essas avaliações são realizadas através do corte de 300 (trezentas) amêndoas, onde é feito um teste de aroma

(identificação de contaminação por fumaça); em seguida, identificação dos defeitos (colocando as amêndoas na tábua de corte) e emissão do Laudo de Classificação (MELO NETO *et. al.*, 2013; SANT'ANA *et. al.*, 2020). Essa classificação é conhecida com teste de corte, que segundo Ferreira *et. al.* (2013), tem o objetivo de avaliar se o beneficiamento foi realizado corretamente e em qual etapa o produtor ainda pode melhorar.

O teste de corte é uma técnica realizada manualmente e deve ser realizado por um classificador, de uma entidade credenciada ou de um órgão de fiscalização, seguindo todos os critérios e procedimentos de amostragem previstos na legislação (BRASIL, 2008). O método utilizado para realizar o teste de corte é um método trabalhoso e tem como ponto negativo as imprecisões e discordâncias, uma vez que a técnica é realizada por “olhos humanos”. Portanto, têm-se buscado soluções para tal problema, de forma eficaz e eficiente, por meio dos métodos de visão computacional, uma vez que essa tecnologia possibilita o reconhecimento de objetos e padrões, em imagens digitais, com a finalidade de imitar e/ou emular a visão humana através das máquinas (SANTOS, 2019).

Segundo Cipolla *et. al.* (2010), a visão computacional pode ser definida como a ciência e tecnologia das máquinas que enxergam e o fato de “dar” o sentido da visão para uma máquina gera um ótimo resultado. Matematicamente, para a visão computacional, uma imagem é definida como uma coleção de números organizados em uma matriz. Tem como entrada de dados uma imagem e, como saída, a interpretação parcial ou total dessa imagem (FORSYTH & PONCE, 2016).

Patel *et. al.* (2012) define a forma de inspeção da qualidade de alimentos e de produtos agrícolas como difícil e de um trabalho intensivo, além de descrever a visão computacional como sendo uma alternativa para inspeção objetiva, rápida, econômica e consistente para realização de classificação dos produtos agrícolas.

Na área de classificação de amêndoas do cacau, alguns trabalhos têm sido propostos. Parra (2018), utilizou diferentes métodos para estimar a fermentação das amêndoas através de técnicas de visão computacional; Astika, *et. al.* (2010) e Lawi & Adhitya (2018), utilizaram algoritmos baseados em RNA e máquinas de vetores de suporte por mínimos quadrados para analisar percentuais de amêndoas quebradas,

danificadas ou parcialmente danificadas; Santos (2019), propôs o desenvolvimento de métodos não supervisionados para o teste de corte; e Mite-Baidal *et. al.* (2019), realizou uma revisão de literatura sistemática nessa linha de pesquisa.

Diante do exposto, a classificação automática de amêndoas de cacau demanda aprimoramentos dos métodos existentes e/ou desenvolvimento de novas técnicas para sua devida implementação e posterior popularização. Desta forma, objetivou-se com este projeto, desenvolver um protótipo para aquisição de um conjunto de dados de imagens de amêndoas de cacau classificadas por meio do Teste de Corte. O conjunto obtido foi utilizado para testar um modelo de visão computacional baseado no algoritmo k-means.

## **METODOLOGIA**

### **Obtenção das amêndoas de cacau**

A amêndoas de cacau (*Theobroma cacao L.*) foram adquiridas de um produtor local, tendo em sua composição, misturas de variedades comum (mistura de variedades) e da variedade Catongo (que possuem amêndoas brancas).

### **Coleta de dados – Aquisição das imagens**

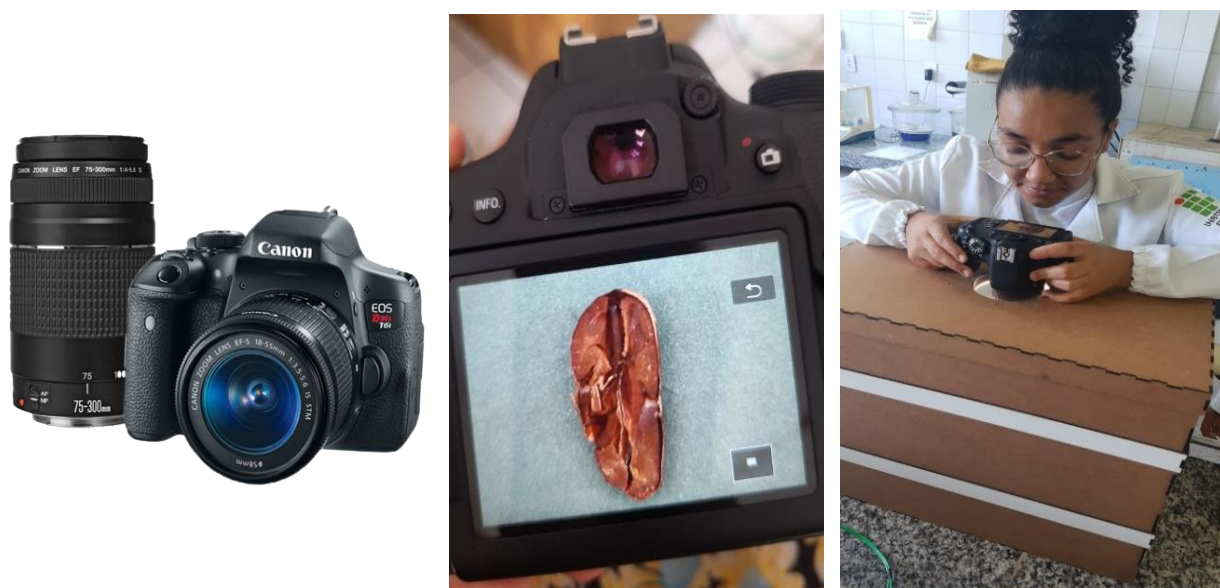
Diversos protótipos para captura de imagens foram testados e um dispositivo específico foi desenvolvido para a construção deste conjunto de dados (Figura 01). A aquisição das imagens foi realizada através de uma câmera Canon T6i, acoplada ao sistema conforme figura 02.

Diversos testes foram realizados com o objetivo de padronização do conjunto de imagens através do controle de iluminação, resolução, distância da câmera do *smartphone* para as amêndoas, fixação e inclinação das amêndoas na tábua de corte. Além de definir o melhor ambiente para a coleta das das imagens, nesta etapa, buscou-se aprimorar os detalhes presentes nas amêndoas de cacau, como a coloração, textura, forma, volume, densidade, presença e/ou ausência de galerias, entre outros, evitando sombras nas imagens conforme descrito por MELO *et. al.* (2014).

Com relação a quantidade de amêndoas para a captura das imagens, a mesma foi de 300 (trezentas), conforme preconizado pela Instrução Normativa nº 38, de 24/06/2008, do Ministério de Agricultura, Pecuária e Abastecimento – MAPA (MAPA, 2008).



**Imagem 1:** Protótipo desenvolvido para obtenção das imagens. **Fonte:** Arquivo Pessoal.



**Imagem 2:** Câmera utilizada para obtenção das imagens. **Fonte:** Arquivo Pessoal.

## **Elaboração do conjunto Ground Truth**

Nessa etapa, o banco de dados com as imagens adquiridas (na etapa anterior) seria submetido a grupos de especialistas humanos (classificadores de amêndoas federais) da Comissão Executiva do Plano da Lavoura Cacaueira (CEPLAC) e/ou classificadores autorizados do Centro de Inovação do Cacau (CIC), para a realização da classificação visual das amêndoas, entretanto, dado o cenário pandêmico, não foi possível realizar essa etapa. Mas, de acordo com os padrões estabelecidos pelo MAPA (BRASIL, 2008), as classes são divididas em: amêndoas fermentadas ou marrons, parcialmente fermentadas ou parcialmente marrom, violeta ou roxa, ardósia, brancas fermentadas e brancas má fermentadas.

## **Construção do programa**

A partir da definição das classes, foram realizadas as operações de pré-processamento e segmentação das imagens, testando o desempenho de diferentes algoritmos para cada uma das finalidades, objetivando padronizar, melhorar e adequar o conjunto de imagens para a etapa seguinte de extração de característica. Para classificação das imagens foi utilizado o método de agrupamento K-means, com a finalidade de determinar um centróide que melhor represente as características inerentes a cada grupo. Os padrões numéricos correspondentes a cada amêndoa, foram submetidos ao processo de classificação utilizando Distância Euclidiana entre as imagens.

## **O algoritmo**

O algoritmo proposto neste projeto foi implementado no Matlab® (licenciado pelo Instituto Federal da Bahia (IFBA), utilizando os toolboxes de processamento de imagem e visão computacional do próprio Matlab®. Cabe ressaltar que teve-se como intuito realizar mais testes e avaliações, bem como possibilitar o registro do programa e do protótipo junto ao INPI.

## **RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Pela singularidade da proposta, dada pela insuficiência de estudos no Brasil, esperava-se gerar resultados que norteassem o desenvolvimento de um produto

inovador, com impactos significativos para desenvolvimento da cadeia do cacau e chocolate, aumentando o alto valor agregado do produto, com consequência na melhora das condições dos produtores da região Sul da Bahia.

Definiu-se uma cor padrão para cada classe, com o intuito de padronizar as imagens:

#### 1. MARROM

Para amêndoas marrom, ou fermentadas, temos uma cor totalmente marrom, seja um marrom claro (Imagem 3) ou um marrom mais escuro (Imagem 4), com ou sem galerias.



**Imagem 3:** Amêndoa marrom com o tom mais claro. **Fonte:** Arquivo Pessoal.



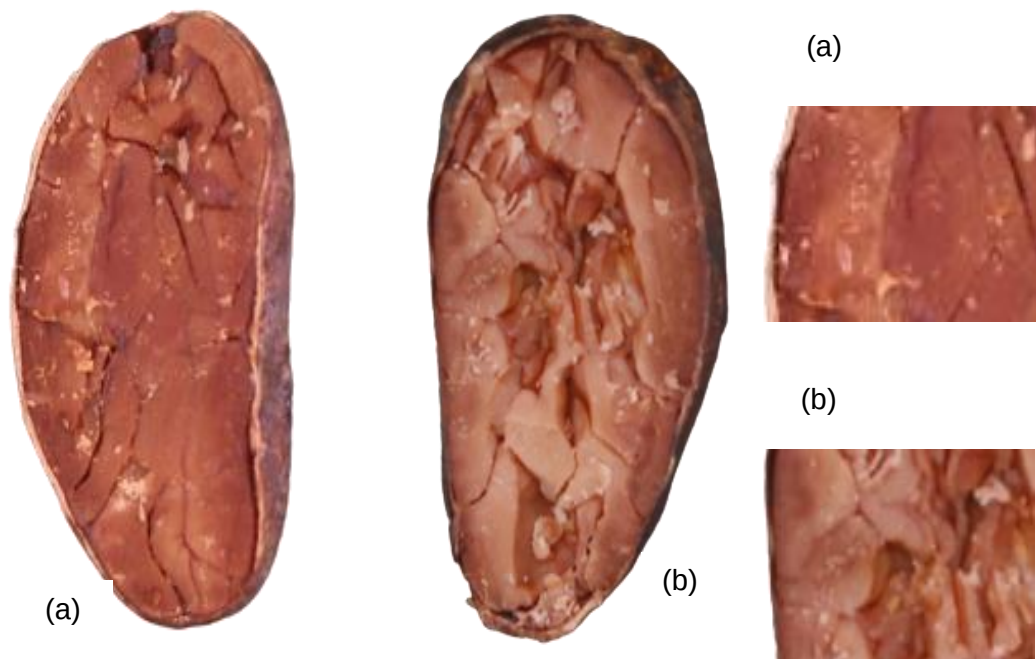
**Imagem 4:** Amêndoa marrom com o tom mais escuro. **Fonte:** Arquivo pessoal.



## 2. BRANCA

Dentro da classe de brancas, temos:

**Branca fermentada:** Cor tom caramelo, com ou sem galerias (Imagem 5).



**Imagem 5:** Amêndoa branca fermentada, sem galerias (a) e com galerias (b). **Fonte:** Arquivo Pessoal.

**Branca má fermentada:** Cor branca, com ou sem galerias (Imagem 6).



**Imagem 6:** Amêndoa branca má fermentada, sem galerias (a) e com galerias (b). **Fonte:** Arquivo Pessoal.



### 3. PARCIALMENTE MARROM

Para as amêndoas parcialmente marrom, ou parcialmente fermentadas, temos uma cor marrom com algumas partes em tons violeta/roxo, com ou sem galerias (Imagem 7).

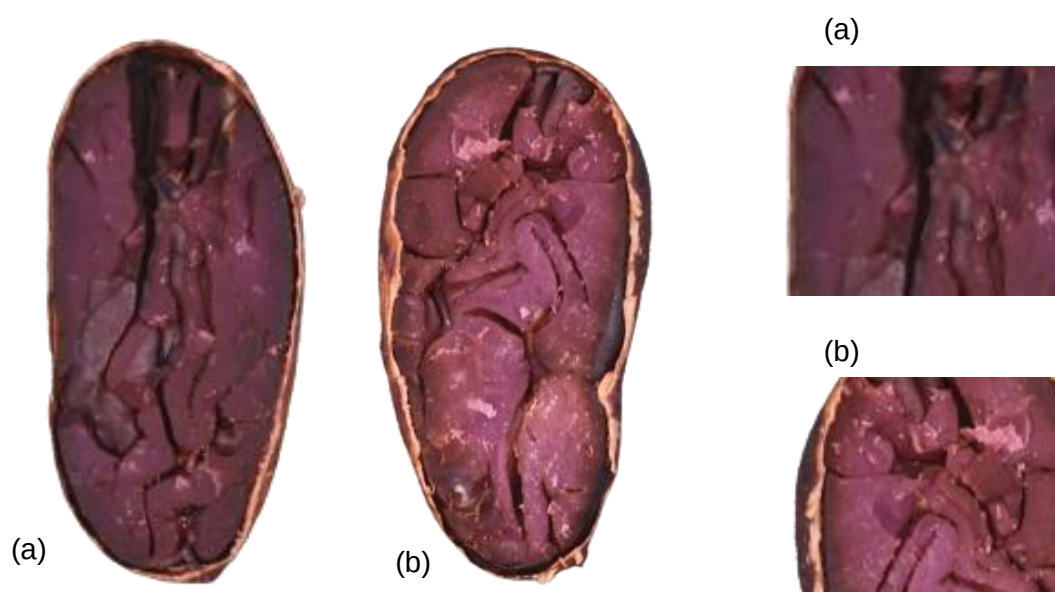


**Imagem 7:** Amêndoa parcialmente fermentada, sem galerias (a) e com galerias (b).

**Fonte:** Arquivo Pessoal.

### 4. VIOLETA

A amêndoa é classificada como violeta, ou roxa, quando possui uma cor violeta/roxo em tons claros ou escuros, com ou sem galeria (Imagem 8).



**Imagem 8:** Amêndoa violeta, tom mais escuro (a) e com tom mais claro (b). **Fonte:** Arquivo Pessoal.

## 5. ARDÓSIA

Já para a amêndia classificada com ardósia, temos uma cor cinza escuro, e normalmente contém o gérmen evidente (Imagem 9).



**Imagem 9:** Amêndoa ardósia, sem gérmen (a) e com gérmen (b). **Fonte:** Arquivo Pessoal.

Pode-se observar que a amêndoa classificada como ardósia, em função de sua coloração, demonstra que não ocorreu a fermentação; para as amêndoas roxo/violeta, observa-se que ocorreu fermentação insuficiente; a branca (variedade genética), são separadas em duas (amêndoas que ocorreram uma boa fermentação de cor “caramelo” ou má fermentação que tem a cor “clara”, branca); a marrom (bem fermentada) e parcialmente fermentadas/amarronzada, mostrando que a fermentação foi parcialmente compartimentada.

Os componentes escolhidos para realização da captura das imagens do protótipo, foram de acordo com a necessidade de obter a melhor imagem, utilizou-se dois aparelhos para a captura das fotos, um smartphone e uma câmera profissional. A utilização do smartphone para a obtenção das imagens foi de suma importância, pois capturar a imagem da amêndoa com nitidez, através deste aparelho e conseguir, com essa imagem, o reconhecimento da característica pelo software, tornará mais fácil a classificação das amêndoas para os futuros usuários (cacaucultores) do programa.

Foram desenvolvidos dois protótipos para auxiliar na captura das imagens, o

primeiro protótipo (Imagem 10), foi desenvolvido de forma mais simples e utilizou-se um smartphone para capturar as imagens. Os padrões definidos foram:

- Utilizar câmera do celular sem zoom e sem flash;
- Distância escolhida entre a amêndoa e a câmera foi de modo que não interferisse sua percepção, sendo uma distância de 40cm entre a câmera do celular e a amêndoa;
- A iluminação foi feita com uma highlight de LED, na cor branca e no brilho máximo para proporcionar iluminação uniforme e evitar o efeito de reflexão especular e, totalmente fechada, minimizando a interferência da iluminação ambiente.

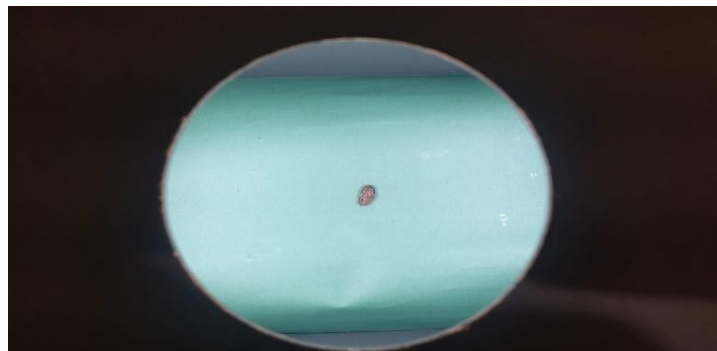


**Imagem 10:** Primeiro protótipo para captura das imagens de amêndoas de cacau.  
**Fonte:** Arquivo Pessoal.

Observando as demandas geradas com o primeiro protótipo, percebeu-se a necessidade da obtenção de uma outra caixa fotografica que proporcionasse uma melhor iluminação. Para esse segundo protótipo (Imagem 11), os padrões definidos foram:

- A câmera utilizada foi a Canon T6i, no modo automático, sem zoom e sem flash.

- A distância escolhida entre a amêndoa e a câmera foi de modo que não interferisse sua percepção, foi percebido que a melhor distância é a de 25cm entre a lente da câmera e a amêndoa.
- A iluminação foi feita com duas lâmpadas laterais fixas na parte superior da caixa e duas highlight de LED, na cor branca e no brilho máximo para proporcionar iluminação uniforme e evitar o efeito de reflexão especular e, totalmente fechada, minimizando a interferência da iluminação ambiente.



**Imagem 11:** Segundo protótipo para captura das imagens de amêndoas de cacau.  
**Fonte:** Arquivo Pessoal.



Para a alimentação do software, mais de 500 imagens de amêndoas secas foram capturadas (Imagem 12). Dessas imagens, as que tinham uma melhor resolução e enquadramento estando adequadas para a análise computacional, foram organizadas em pastas e classificadas dentro das 5 classes posteriormente definidas.



(a)



(c)



(d)



(b)



(e)



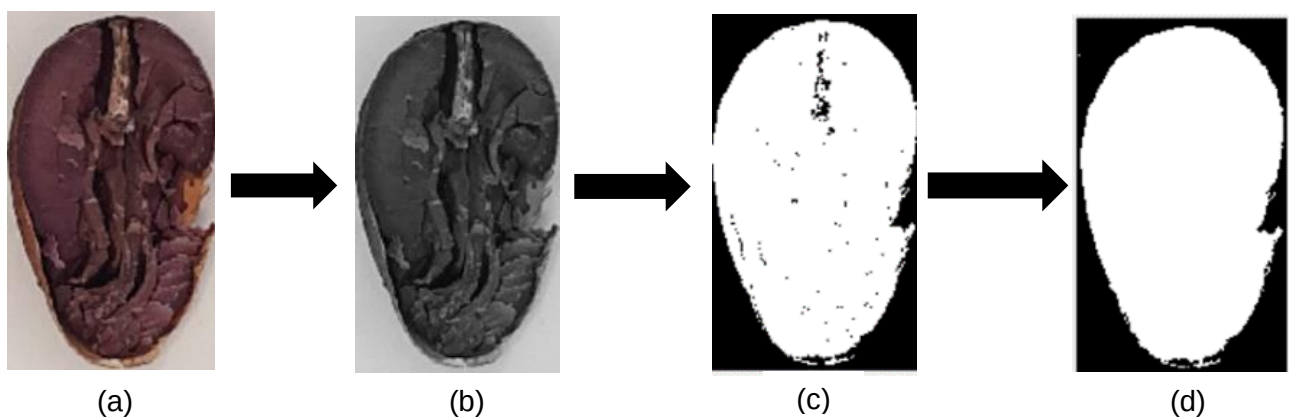
(f)

**Imagem 12:** Corte (a), classificação (b) e captura (c, d, e, f) das imagens de amêndoas de cacau. **Fonte:** Arquivo Pessoal.

Após o corte longitudinal e a classificação manual das amêndoas, o software foi responsável pela determinação das características do lote. Assim, a alimentação do programa continua sendo realizada de modo que quanto mais imagens estiverem sendo adicionadas ao programa, mais precisará a identificação para a classificação quando o mesmo for utilizado.

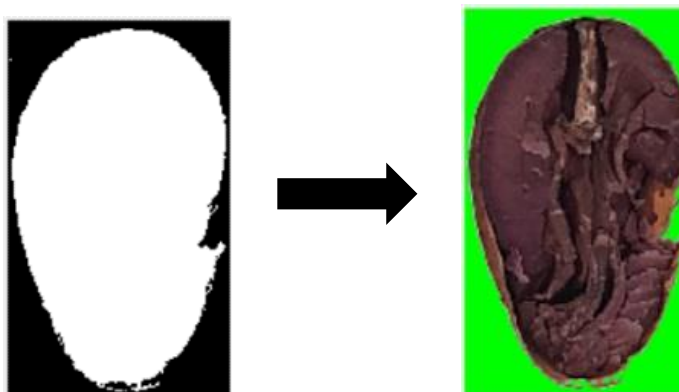
Foi utilizado o software **Matlab®**, para tratamento das imagens, criação do software e e classificação das respectivas imagens. O **Matlab®** é um programa interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico, utilizado em várias construções de aplicativos e software simples para análises, cálculos, processamento de sinais e imagens e para construção de gráficos.

Essa segunda etapa de pré-processamento das imagens, é a etapa que prepara as imagens, ou seja melhora as imagens de maneira que elas se tornem adequadas para etapa seguinte de segmentação (Imagem 12).



**Imagem 13:** Pré-processamento das imagens. Em (a), temos a Imagem RGB (300 x 400), em (b) temos a imagem em tons de cinza, (c) apresenta a imagem em preto e branco e (d) mostra a imagem em preto e branco limpa. **Fonte:** Arquivo Pessoal.

Dado o pré-processamento da imagem, segue-se para a etapa dois de segmentação das imagens (Imagem 14). Esta fase possui o objetivo de separar o objeto do fundo padronizando, o fundo de todas as imagens, para um padrão único, neste caso tom verde.



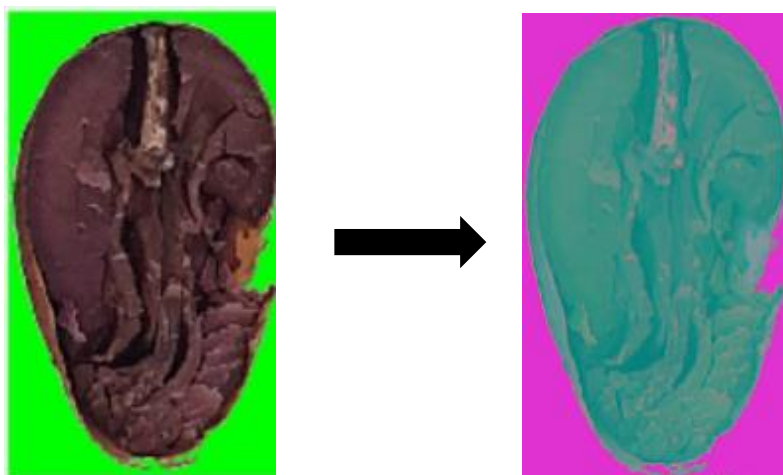
**Imagem 14:** Imagem segmentada. **Fonte:** Arquivo Pessoal.



Observa-se que a parte verde não contém informações úteis. Portanto, ao segmentar a imagem, podemos fazer uso apenas dos segmentos importantes para o processamento.

Com o fim dos processamentos das imagens, passa-se para a etapa de definição dos centróides do algoritmo. Nesta etapa utilizou-se o algoritmo K-means para determinar um centróide que representa cada classe de amêndoas: Branca, Marrom, Parcialmente Marrom, Violeta e Ardósia. O centróide foi obtido a partir de um conjunto de com 5 imagens RGB de cada um dos grupos. Cada centróide obtido possui as dimensões de uma imagem tridimensional, tal como uma imagem RGB.

Definido os centróides, faz-se a conversão RGB para o sistema CIELAB. O espaço de cores  $L^*a^*b^*$  (também conhecido como CIELAB ou CIE  $L^*a^*b^*$ ) permite distinguir e quantificar com mais facilidade as cores visualmente. O espaço de cor  $L^*a^*b^*$  é derivado dos valores tristimulus CIE XYZ. O espaço  $L^*a^*b^*$  consiste em uma camada de luminosidade ' $L^*$ ' ou brilho, camada de cromaticidade ' $a^*$ ' indicando onde a cor cai ao longo do eixo vermelho-verde e camada de cromaticidade ' $b^*$ ' indicando onde a cor cai ao longo do eixo o eixo azul-amarelo (Imagem 15).



**Imagem 15:** Conversão RGB para o sistema CIELAB. **Fonte:** Arquivo Pessoal.

Por fim, fazemos a classificação e reconhecimento, onde determinou-se a distância Euclidiana de cada imagem do conjunto de teste (conjunto com 68 imagens) para todos os centros obtidos na etapa anterior. A imagem com menor distância obtida foi classificada com pertencente ao grupo correspondente. O método apresentado obteve precisão de 73% de acerto quando comparado com classificação

manual realizada por um especialista. Quando utilizado o espaço HSV a taxa de acerto caiu para 51%.

Um problema encontrado é dado pela dificuldade de diferenciar as amêndoas marrom das parcialmente marrom, isso porque as imagens pertencentes as classes Marrom e Parcialmente Marrom apresentam maior dificuldade de classificação visto a sutileza visual entre estas categorias (Imagem 16).



**Imagem 16:** Em (a), temos uma amêndoa marrom e em (b) temos uma amêndoa.  
**Fonte:** Arquivo Pessoal.

Assim, quando classificado em 4 grupos: Branca, “Marrom” (incluindo as parcialmente marrom nesta classe), Violeta e Ardósia a taxa de acerto aumentam para 84%. Já quando classificado em 3 grupos: Branca (incluindo marrom e parcialmente marrom), Violeta e Ardósia a taxa de acerto aumenta para 93%.

Isso indica, a necessidade de realização de novos estudos que permitam evidenciar com mais eficiência os pixels de cor violetas e roxos nas amêndoas que as classificam como parcialmente marrom, uma vez que as diferenças visuais dependem consideravelmente desta medida.

O protótipo proposto permitirá ao usuário capturar uma foto de determinada amostra e verificar a sua classificação. Logo, a alimentação do programa pode

continuar sendo realizada de modo que, quanto mais imagens estiverem sendo adicionadas no programa, mais precisa será a identificação para a classificação quando o mesmo for utilizado.

## **CONSIDERAÇÕES FINAIS**

O protótipo proposto permite ao usuário capturar uma foto de determinada amostra e verificar a sua classificação, permitindo a verificação da classificação da amêndoa, ajudando e dando maior confiabilidade aos resultados do especialista na realização do teste.

O método apresentado obteve precisão de 73% de acerto quando comparado com classificação manual realizada por um especialista. Assim, quando classificado em 4 grupos: Branca, “Marrom” (incluindo as parcialmente marrom nesta classe), Violeta e Ardósia a taxa de acerto aumentam para 84%. Já quando classificado em 3 grupos: Branca (incluindo marrom e parcialmente marrom), Violeta e Ardósia a taxa de acerto aumenta para 93%.

Isso indica, a necessidade de realização de novos estudos que permitam evidenciar com mais eficiência os pixels de cor violetas e roxos nas amêndoas que as classificam como parcialmente marrom, uma vez que as diferenças visuais dependem consideravelmente desta medida.

Assim, a alimentação do programa continua sendo realizada de modo que quanto mais imagens estiverem sendo adicionadas no programa, mais precisa será a identificação para a classificação quando o mesmo for utilizado.

Por fim, verifica-se um enorme potencial a ser explorado em termos de pesquisas futuras e novas adições ao sistema que será implementado, bem como extensão do programa para outras necessidades e demandas dos futuros usuários do software.

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de começar agradecendo a Deus, por ter permitido ter saúde e determinação para não desanimar durante a realização deste trabalho. A minha família que me ofereceu e oferece todo o suporte emocional e físico para que eu pudesse concluir essa etapa da minha vida. Aos meus amigos, os patotinhas, Camilla,

Jaqueline, Mariana e Salatiel e aos professores que me incentivaram nos momentos difíceis e me ajudaram com qualquer problema que surgisse.

Aos professores Dr. Biano Alves de Melo Neto e Dr. Gabriel Jesus Alves de Melo, que me escolheram como bolsista deste projeto enriquecedor que virou o meu TCC e por serem meus orientadores e terem desempenhado tal função com grande afinho, me permitindo apresentar um melhor desempenho no meu processo de formação profissional ao longo do curso. A todos que participaram, direta ou indiretamente do desenvolvimento deste trabalho de pesquisa, enriquecendo o meu processo de aprendizado.

## REFERÊNCIAS

ALVES, S. A. M. & FILHO, A. B. **Epidemiologia da Vassoura-De-Bruxa (Crinipellis Perniciosa (Stahel) Singer) em Cacaueiros Enxertados Em Uruçuca, Ba.** 2002, 53f. Dissertação (Mestrado em Fitopatologia) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

ASTIKA, I. W.; SOLAHUDIN, M.; KURNIAWAN, A.; WULANDARI, Y. Determination of cocoa bean quality with image processing and artificial neural network. **In: The Quality Information for Competitive Agricultural Based Production System and Commerce**, Proceedings of the AFITA 2010 International Conference, Bogor, Indonesia. 2010.

BORDIGNON, L. A. **Identificação de sementes utilizando visão computacional**, 2015, 86f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

BRASIL. Instrução Normativa nº 38 de 23 de junho de 2008. Estabelece o Regulamento Técnico da Amêndoa de Cacau, definindo o seu padrão oficial de classificação, com os requisitos de identidade e qualidade, a amostragem, o modo de apresentação e a marcação ou rotulagem. Publicado no **Diário Oficial da União**, em 24 de junho de 2008.

CIPOLLA, R., BATTIATO, S. & FARINELLA, G. M. Computer Vision Detection, Recognition and Reconstruction, v. 285, 2010. **Springer**.

CRUZ, J. F.M. **Caracterização das sementes de variedades de cacau Theobroma cacao L. resistentes à vassoura de bruxa durante a fermentação e após a secagem.** 2012, 101f. Dissertação (Mestrado em Ciência de Alimentos), Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2012.

FERREIRA, A. C. R.; AHNERT, D.; DE MELO NETO, B. A.; MELLO, D. L. N. **Guia de beneficiamento de cacau de qualidade.** Instituto Cabruca. 2013.

FORSYTH, D. A. & PONCE, J. **Computer Vision: A Modern Approach.** 2nd Edition, Prentice Hall, 2012.

GONZALES, A. D. F.; VITAL, A. V. D; LIMA, J. M. & RODRIGUES, M. B. S. Desenvolvimento sustentável para o resgate da cultura do cacau baseado no aproveitamento de resíduos. pág1, 41, 2013. **Interfaces Científicas - Saúde e Ambiente**.

ICCO - Annual Report. **International Cocoa Organization**. London. 2019.

LAWI, A.; ADHITYA, Y. Classifying physical morphology of cocoa beans digital images using multiclass ensemble least-squares support vector machine. **In: Journal of Physics: Conference Series**. IOP Publishing, 2018. p. 012029. doi:10.1088/1742-6596/979/1/012029

MELO, G. J. A.; MELO NETO, B. A.; GOMES, V.; ALMEIDA, L. A. L.; LIMA, A. C. Método de limiarização automática para a contagem de células somáticas em imagens microscópicas. **Revista GEINTEC**. 4 (3), 2014. <http://dx.doi.org/10.7198/S2237-0722201400030021>

MELO NETO, B. A.; CARVALHO, E. A.; MELLO, D. L. N.; ANJOS, A. C.; FERREIRA, A. C. R.; SACRAMENTO, C. K. CLASSIFICAÇÃO DE AMÊNDOAS E QUALIDADE DE LIQUOR DE CACAU (*Theobroma cacao* L.) SUPERIOR BAHIA. **Revista Brasileira de Produtos Agroindustriais**, v. 15, p. 391-396, 2013.

MENDONÇA, T. A.; DANTAS, E. A.; GOUVEA, A. A. L.; OLIVEIRA, R. S.; ALVES, A. R. C.; PADILHA, F. F. & MACHADO, B. A. S. Prospecção Tecnológica sobre a Utilização de Cacau Fino. Rev. **Virtual Quim**, pp 8 (4), 1094-1103, 2016.

MITE-BAIDAL, K.; SOLÍS-AVILÉS, E.; MARTÍNEZ-CARRIEL, T.; MARCILLHO-PLAZA, A.; BAQUE-BUSTAMANTE, W. Analysis of Computer Vision Algorithms to Determine the Quality of Fermented Cocoa (*Theobroma Cacao*): Systematic Literature Review. **In: 2nd International Conference on ICTs in Agronomy and Environment**. Springer, Cham, 2019. p. 79-87.

PARRA, P.; NEGRETE, T.; LAGUNO, J.; VEGA, N. Computer vision Methods in the Process of fermentation of the Cocoa Bean. **In: 2018 IEEE Third Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)**. IEEE, 2018. p. 1-6. 10.1109/ETCM.2018.8580345

PRADO, K. P.; FONTES, C. H.; MELO, G. J. A. Genetic algorithm-based fuzzy clustering applied to multivariate time series. **Evolutionary Intelligence**, 2020. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00422-8>

SANT'ANA, C. S.; OLIVEIRA I. P.; FERREIRA, A. C. R.; SILVA, A. V.; SANTOS, L. S. Influência do período de colheita na qualidade do cacau da Indicação Geográfica Sul da Bahia. **Brazilian Journal of Development**, 6(2), 8295-8306. 2020. <http://doi.org/10.34117/bjdv6n2-221>

SANTOS, F. A. **Modelagem de um sistema de visão computacional para a classificação de amêndoas de cacau na prova de corte**. 2019, Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia). Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2019.

SUFRAMA – Superintendência da Zona Franca de Manaus. Cacau. Fundação



Getúlio Vargas, **Instituto Superior de Administração e Economia**, Zona Franca de Manaus: projeto potencialidades - estudo de viabilidade econômica, 2003.

UESC - Universidade Estadual de Santa Cruz (2017). **Jornal da Universidade Estadual de Santa Cruz**. Cacau e Chocolate ganham Centro de Inovação Tecnológica. ANO XIX-Nº 262, P. 12, Março 2017.